

PRUEBAS DE ESTRÉS EN ENTIDADES FINANCIERAS. EL MODELO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS COMO METODOLOGÍA PARA LA GENERACIÓN DE ESCENARIOS MACROECONÓMICOS¹

Marcelo BETTI

Banco Credicoop Coop. Ltda (Reconquista 484 – Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina).²

marcelobetti@yahoo.com.ar

Resumen

Recibido: 12/2017

Aceptado: 03/2018

Palabras clave

Test de estrés

Modelo de vectores autorregresivos (VAR).

Riesgo de crédito.

La normativa contenida en Basilea II, modificó sustancialmente la gestión de riesgos. Las entidades financieras pasan a ser responsables de desarrollar un proceso integral de gestión del riesgo, dependiente de su perfil de riesgos, que contenga entre las herramientas de análisis las pruebas de estrés.

El Banco Central de la República Argentina alineó al nuevo paradigma la regulación bancaria de la Argentina, y comenzó a exigir a las entidades la realización de pruebas de estrés. En consecuencia, una problemática a resolver es cómo lograr una conveniente modelización de los escenarios, adoptando una metodología que resulte consistente en términos macroeconómicos para realizar el ejercicio de pruebas de estrés.

En el presente trabajo se presentan las etapas principales de un proceso de pruebas de estrés: la generación del modelo macroeconómico, la generación del modelo satélite y la generación de escenarios. Se realiza para las diversas etapas una revisión de la bibliografía existente con la finalidad de presentar los principales modelos construidos a nivel internacional y en la Argentina.

Luego se hará foco en la primera de las etapas, la generación del modelo macroeconómico. Se describe el herramental teórico de una de las alternativas más apropiadas para su modelización: la metodología econométrica de los vectores autorregresivos (VAR). Se alcanza la definición de un VAR. Se deduce cómo alcanzar su estimación. Y se presentan sus principales productos: las funciones de impulso respuesta y la descomposición de la varianza del error de predicción

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN: 2250-687X - ISSN (En línea): 2250-6861

¹ El presente trabajo forma parte de la Tesis “Generación de escenarios macroeconómicos para la Realización de Pruebas de estrés en Entidades Financieras” presentada en la Maestría en Gestión Económica y Financiera de Riesgos (FCE-UBA) en el año 2016. Agradezco a las autoridades de la Maestría por su excelente predisposición en todo momento, lo que me facilitó el poder cursar y concluir mis estudios.

² Las opiniones vertidas en este artículo son de exclusiva responsabilidad del autor.

STRESS TEST IN FINANCE ENTITIES. AN AUTORREGRESSIVE VECTOR MODEL AS A METHODOLOGY FOR THE GENERATION OF MACROECONOMIC SCENARIOS

Marcelo BETTI

Banco Credicoop Coop. Ltda (Reconquista 484 – Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina).

marcelobetti@yahoo.com.ar

Abstract

KEYWORDS

Stress test.

Autorregressive vector model (VAR).

Credit risk.

The regulations contained in Basel II substantially modified risk management. Banks become responsible for developing an integral process of risk management, depending on their risk profile, which includes stress tests among the analysis tools.

The Central Bank of the Argentine Republic has aligned to the new paradigm the banking regulation from Argentina, and began to require entities to carry out stress tests. Consequently, a problem to be solved is how to achieve a convenient modeling of the scenarios, adopting a methodology that is consistent in macroeconomic terms to perform the exercise of stress tests.

In this paper we present the main stages of a stress testing process: the generation of the macroeconomic model, the generation of the satellite model and the generation of scenarios. A review of the existing bibliography is carried out for the different stages in order to present the main models built at an international level and in Argentina.

Then focus will be on the first stage, the generation of the macroeconomic model. The theoretical tooling of one of the most appropriate alternatives for its modeling is described: the econometric methodology of Autoregressive Vectors (VAR). The definition of a VAR is reached. It is deduced how to reach its estimate. And its main products are introduced: the functions of impulse response and the decomposition of the variance of the prediction error.

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN: 2250-687X - ISSN (En línea): 2250-6861

1 INTRODUCCIÓN

La normativa contenida en Basilea II, surgida como respuesta a la crisis financiera internacional de 2008, modificó sustancialmente la gestión de riesgos. Las entidades financieras pasan a ser responsables de desarrollar un proceso integral de gestión del riesgo, dependiente de su perfil de riesgos, que contenga entre las herramientas de análisis las pruebas de estrés. La Argentina, como país miembro del G20, modificó su regulación bancaria, siendo la Comunicación A 5398 llamada Lineamiento para la Gestión de Riesgos en Entidades Financieras, sancionada por el Banco Central de la República Argentina (BCRA, 2013), una de las normas centrales inspiradas bajo el nuevo paradigma. Contiene entre sus exigencias la realización de pruebas de estrés para escenarios “severamente adversos pero posibles”. En consecuencia, una problemática a resolver es cómo lograr una conveniente modelización de los escenarios, adoptando una metodología que resulte consistente en términos macroeconómicos para realizar el ejercicio de pruebas de estrés.

Las pruebas de estrés contienen cuatro etapas, siendo la primera el diseño del escenario. La segunda, la generación de modelos satélite, aquellos que vinculan la dinámica de las variables macro con la hoja de balance de las entidades. La tercera, el análisis de la hoja de balance; evaluar el impacto del resultado del modelo satélite en los estados patrimoniales de la entidad financiera. Y la cuarta, la retroalimentación o *feedback*, efectos de primera y segunda ronda que generan las posibles debilidades de las entidades en el conjunto de la economía (Henry & Kok, 2013).

La problemática de cómo modelizar variables macroeconómicas fue abordada desde diversos enfoques econométricos desde la década del 70. Una de las dimensiones a considerar que ayuda a elegir el más conveniente, independientemente del estado del arte que privilegia un enfoque sobre los demás, es pensar en cuál es la motivación del estudio a realizar. El análisis que se requiere hacer desde una entidad financiera debe necesariamente incluir aquellas variables reales que podrían impactar sobre sus estados contables. Además, debe considerar necesariamente las variables financieras relevantes.

A la luz de lo anterior, en la sección 2 se describirán las tres etapas principales del proceso de pruebas de estrés: el modelo macroeconómico, el modelo satélite y la generación de escenarios. Se relevará el marco teórico, revisitando los modelos construidos a nivel internacional y nacional referidos a las sucesivas etapas en que se divide el experimento a realizar (Foglia, 2009) (Willem van den End, Hoeberisbts, & Tabbae, 2006). En la sección 3, se hará foco en la generación de escenarios describiendo el herramental teórico de una de las alternativas más apropiadas para su modelización: la metodología econométrica de los vectores autorregresivos (VAR). Finalmente la sección 4 contiene las conclusiones de la presente investigación.

2 ETAPAS DEL TEST DE ESTRÉS

2.1 Modelo Macroeconómico

Dos técnicas de elaboración suelen utilizarse para modelar la macroeconomía, los modelos estructurales y los modelos de vectores autorregresivos (VAR). Los modelos estructurales son los de mayor complejidad, ya que suelen describir el comportamiento de una gran cantidad de agentes económicos: familias, empresas, gobierno, sector financiero. Suponen que los agentes toman sus decisiones en forma individual, maximizando sus funciones de utilidad o beneficios. Interactúan

entre sí a través de mercados. Son modelos que tienen una gran cantidad de parámetros de comportamiento y tecnológicos y son utilizados generalmente para el análisis del impacto de políticas económicas (Cicowiez & Di Grecia, 2004).

Un ejemplo para la Argentina de modelo estructural es el ARGEM (Escude, 2008). Plantea un primer modelo, denominado MEP 1, que consta de cuatro ecuaciones que describen: la dinámica de la inflación, la dinámica de la brecha del producto, la paridad no cubierta de tasa de interés y el accionar de la política monetaria. Sirve para una economía que tenga un esquema de metas de inflación, ya sea implícito o explícito, y tipo de cambio flotante (podría adaptarse a tipo de cambio fijo). Las variables endógenas del modelo son la tasa de inflación doméstica (tanto trimestral como interanual), la brecha del producto, el tipo de cambio real multilateral, el tipo de cambio bilateral con el dólar, y la tasa de interés real. Las variables exógenas son la tasa de interés real de EEUU, la prima de riesgo, la tasa de inflación multilateral, la tasa de inflación de EEUU, la tasa de apreciación nominal del tipo de cambio respecto a una canasta (dólar, real y euro), el objetivo anual de inflación y el crecimiento de largo plazo.

Existe una segunda versión del modelo, llamado MEP 2, que considera que el Banco Central interviene no solo en el mercado de dinero sino también en el de divisas, lo que torna necesario incorporar una ecuación que describa el balance del Banco Central y otra el mercado de dinero. Contiene 10 ecuaciones, siendo las variables endógenas las 6 del MEP 1 más la tasa nominal del tipo de cambio con EEUU, la base monetaria, las reservas internacionales y el stock de títulos del BCRA. Las variables exógenas son las mismas 6 que para el MEP 1.

Los modelos de vectores autorregresivos implican la utilización de metodologías más flexibles y sencillas de estimar, ya que no explican aspectos estructurales de la economía. Muchos son los modelos que se han realizado siguiendo esta metodología.

A diferencia de los modelos de ecuaciones simultáneas, hay una menor utilización de la teoría económica para sustentar la vinculación entre las variables a utilizar. Como los VAR se focalizan en el análisis dinámico no es sencillo sacar conclusiones sobre la dirección de la causalidad de una variable hacia la otra y, en consecuencia, sobre la diferenciación entre variables endógenas y exógenas. Por ello la metodología considera al conjunto de variables como endógenas, es decir, se determinan simultáneamente. Ello permite que los modelos sean útiles herramientas para estudiar comportamientos dinámicos y para hacer predicción (Gujarati, 1995).

Asimismo, el citado autor sostiene entre las desventajas del VAR, que al ser usualmente armado con muchas variables y rezagos, si la muestra es pequeña el costo en términos de grados de libertad es grande. Las variables endógenas debieran ser conjuntamente estacionarias, lo que no suele ocurrir. Además, las funciones de impulso respuesta, uno de los productos más usados del VAR, no está exenta de críticas.

Para la Argentina se han estructurado modelos VAR con el fin de simular escenarios para pruebas de estrés. Gutiérrez Giraut estructuró un VAR con series de tiempo mensuales para el período 1997-2008 (Gutiérrez Giraut, 2008).

$$z_t = A_1 z_{t-1} + A_2 z_{t-2} + \dots + A_p z_{t-p} + W \delta_t + \epsilon_t \quad (2.1)$$

Donde las variables endógenas contenidas en z_t son el crecimiento del PIB y la tasa de interés. El vector de variables exógenas δ_t incluye el EMBI+, la tasa de interés de los Estados Unidos y un índice de precios de commodities. $A_1, A_2, \dots, A_p, \dots, W_t$ son las matrices de coeficientes a estimar, y ϵ_t es el vector de errores ruido blanco.

También se diseñó un VAR como parte de las pruebas de estrés que realiza el Fondo Monetario Internacional al país (FMI, 2013). Considera series trimestrales para el período 1993-2012 siendo el modelo,

$$B_0 y_t = k + B_1 y_{t-1} + \dots + B_p y_{t-p} + u_t \quad (2.2)$$

Donde y_t es el vector de variables endógenas que contiene el crecimiento económico de Brasil y los Estados Unidos, el índice VIX de los Estados Unidos, la tasa de interés de los Estados Unidos, la tasa de interés interna y el tipo de cambio efectivo nominal. La letra k representa un vector de constantes, B una matriz $n \times n$ de coeficientes y u_t el vector de shocks estructurales que es ruido blanco. Las variables fueron ordenadas desde la más exógena siendo la última la más endógena. Los supuestos asociados al modelo son que el crecimiento de los socios comerciales es exógeno a todas las demás variables del sistema. Los shocks de aversión al riesgo global responden a shocks de crecimientos de los socios. La tasa de los Estados Unidos responde al PIB de los Estados Unidos. Los shocks de términos de intercambio responden de forma contemporánea al crecimiento de los socios comerciales, la inflación interna responde de manera contemporánea a los términos de intercambio y a la actividad interna y la actividad interna responde a la actividad de los socios comerciales. Además, la tasa de interés reacciona a la incertidumbre global, a la tasa de interés extranjera, a la inflación y a la actividad interna, y el tipo de cambio efectivo nominal reacciona a todas las variables.

Entre los VAR pensados no específicamente para ser usados en pruebas de estrés, también diseñados en el marco del BCRA, se realizó uno con el objetivo de comparar la robustez de las proyecciones de corto y mediano plazo que de él surgen, con las producidas por los modelos ARIMA (McCandless, Gabrielli, & Murphy, 2001). Realizan una primera especificación del VAR donde incluyen como variables endógenas el PIB, las importaciones y la inversión bruta y una segunda donde adicionan a las anteriores el índice Merval. El modelo fue estimado para series trimestrales en primeras diferencias logarítmicas. Estiman las funciones de impulso respuesta y realizan predicciones, concluyendo que si bien hay una relativa mayor eficiencia de los ARIMA respecto a los VAR, no se puede afirmar con certeza que clase de modelo minimiza el error de predicción, ello dependerá de la forma en que este sea medido y de la variable a predecir.

Otro de los VAR estudiado buscaba medir la contribución del gasto público primario sobre el nivel de actividad (Feldem & Trajtenberg, 2012). Con series de tiempo mensuales para el período 1999-2011, las variables endógenas incluidas fueron el gasto público primario, la tasa de variación del nivel de actividad, la tasa de inflación, la recaudación tributaria y la variación anual del agregado monetario M2. Asimismo, se incluyeron como variables exógenas el tipo de cambio nominal y la inflación importada (alimentos). Como producto del VAR surgen las funciones impulso respuesta ortogonalizadas, tras la implementación de la descomposición de Cholesky, metodología que será descripta en la sección 2.2. Además, se obtiene la descomposición de la varianza del error. Ambos elementos permiten identificar la forma en que un shock exógeno sobre el gasto público afecta el nivel de actividad y la dinámica de precios.

Un supuesto asociado que permite la identificación de los estimadores es que un shock asociado a la tasa del nivel de actividad no tiene efecto inmediato sobre la tasa de variación del gasto público. Además, un shock asociado a la tasa de inflación no tiene ningún efecto inmediato sobre el nivel de actividad y el gasto público. Un shock sobre la recaudación tributaria no tiene efecto inmediato sobre la inflación, el nivel de actividad y el gasto público. Y finalmente un shock sobre el M2 no tiene efecto inmediato en las demás variables endógenas.

Ya a nivel internacional, en Brasil se realizó un VAR para el período 2001-2009 con datos trimestrales, (Vazquez, Tabak, & Souto, 2012). Incluyeron como variables endógenas el crecimiento del PIB, calculado como la primera diferencia del logaritmo natural del PIB

desestacionalizado, el crecimiento del crédito calculado como la primera diferencia del logaritmo natural del crédito desestacionalizado y la tasa de interés, calculada como la diferencia entre la Selic y la tasa de interés de largo plazo. Además, se incluyó una variable *dummy* para medir el impacto de la crisis financiera mundial, que tomó el valor 1 para los trimestres 2008:4 y 2009:1 y 0 para el resto de la serie.

Para Japón se estimó un VAR siendo las variables el PIB, inflación, tipo de cambio efectivo, créditos y la tasa interbancaria (Bank of Japan, 2012). Para Gran Bretaña las variables endógenas del VAR fueron la brecha del PIB, la tasa de interés nominal, la inflación y el tipo de cambio real (Hoggarth, Sorensen, & Zicchino, 2005). Para Canadá el VAR explicaba el PIB y la tasa de interés, siendo las variables exógenas el índice de precios de commodities, el PIB de Estados Unidos y la tasa de interés de los Estados Unidos (Misina, Tessier, & Shubhasis, 2006).

También, si bien no llega a ser un modelo VAR, es relevante el análisis que se hizo para la Argentina de identificación de los *fundamentals* que repercuten en el sistema financiero (Loser, Mermelstein, & Kiguel, 2010). Constituye un esquema útil que permite detectar de donde provendrían los posibles desequilibrios y en que variables se verían reflejadas. Ello sirve de ayuda a la hora de la elección de las variables del VAR.

2.2 Modelo satélite

Los modelos satélite poseen una variable dependiente, aquella a través de la que se mide, por ejemplo, el riesgo de crédito, y un conjunto de variables independientes, entre las que están las variables macro estimadas mediante el modelo macroeconómico. Según cual sea la variable dependiente seleccionada se distinguen dos tipos de modelos (Cihák, 2007). Los basados en la calidad del crédito y los basados en prestamistas individuales. Dentro del primer grupo de modelos la variable dependiente puede definirse como la proporción de créditos en situación irregular, el ratio de provisiones sobre la cartera total o irregular o la distribución histórica de frecuencias de default. Dependiendo de la disponibilidad de datos los modelos pueden ser usados para la evaluación del sistema en su conjunto o de entidades por separado. De ser así pueden incorporarse un conjunto de variables propias para cada entidad, que suelen ser alguna de las cuentas contables del balance (heterogeneidad observable). En caso de realizarse análisis para cada entidad es común que se trabaje con estructuras de datos de panel.

Entre los modelos realizados para la Argentina, se ha considerado como variable dependiente la transformación logarítmica del ratio de provisiones sobre el total de financiaciones (Gutiérrez Giraut, 2008). Construye un modelo satélite para la totalidad de las entidades, con estructura de datos de panel, siendo la ecuación:

$$y_{it} = \rho y_{it-1} + a_i + x_{it}\beta + z_t\omega + \epsilon_{it} \quad (2.3)$$

Donde y_{it} es el ratio provisiones / crédito al sector privado para el banco i en el período t , a_i es la heterogeneidad inobservable del banco i , invariante en el tiempo, x_{it} es la heterogeneidad observable, contiene variables específicas de cada banco i , z_t es el conjunto de variables macroeconómicas (crecimiento del PIB, lag de tasa de interés e interacción lag tasa de interés y crecimiento PIB) y ϵ_{it} es la perturbación propia de cada banco i para el momento t . Adicionalmente, también el autor realiza la estimación de la regresión agregando del lado derecho de la ecuación la variable dependiente rezagada en un período.

Por su parte, el modelo satélite del FMI ya comentado, toma datos para 191 entidades de la Argentina, con series anuales para el período 1994-2011, siendo la ecuación del modelo:

$$LLR_{it} = \mu_i + a_1 LLR_{i,t-1} + \beta_1 g_t + \beta_2 (g_t)^2 + \gamma_1 rr_t + \gamma_2 \pi_t + \delta_1 CR_{i,t-1} + \delta_2 (CR_{i,t-1})^2 + \delta_3 (CR_{i,t-1})^3 + \varepsilon_{i,t}^j \quad (2.4)$$

Donde i representa cada entidad bancaria y t el periodo. A su vez LLR es la transformación logarítmica de la tasa de pérdida por riesgo de crédito

$$LLR = \ln \left(\frac{\text{tasa de pérdida por riesgo de crédito}}{1 - \text{tasa de pérdida por riesgo de crédito}} \right) \quad (2.5)$$

Siendo la tasa de pérdida por riesgo de crédito igual al cociente del flujo de provisiones por pérdida por riesgo de crédito neto de montos recuperados dividido por el stock de préstamos. A su vez g es el crecimiento del PIB real, rr es la tasa de interés real que se define como la tasa de adelantos menos la inflación. π es la tasa de inflación (utilizan el índice de precios implícitos del PIB), CR es el cociente capital/activos variables y μ es el efecto propio de cada entidad.

También es posible distinguir en los modelos satélite entre los efectos que tienen las variables macro sobre las dependientes en el corto y el largo plazo (Loser, Mermelstein, & Kiguel, 2010). Utilizan tres variables dependientes. El ratio de cartera irregular, que depende en el corto plazo negativamente del crecimiento del PIB y positivamente de la expectativa de tipo de cambio futuro. La tasa de interés de cancelaciones de los préstamos (*write-off rate*), que definen como el producto entre la probabilidad de default (PD) y la pérdida por default (*loss given default rate* - LGDR). Depende en el corto plazo positivamente de cambios en las tasas de interés y negativamente del crecimiento del PIB y del tipo de cambio spot, mientras en el largo plazo depende negativamente de cambios paralelos de la tasa de interés y del EMBI+. Y la tercera variable es la exposición al sector público, medida como el cociente entre activos del sector público y total de activos de la entidad. Depende en el corto plazo negativamente de cambios paralelos en la tasa de interés, EMBI+, depósitos del sector privado y tipo de cambio spot y futuro, y positivamente del gasto público. En el largo plazo depende de las mismas variables con excepción del tipo de cambio spot y adicionando el ratio deuda/PIB.

A nivel internacional se ha revisado un modelo para datos del Banco de Italia para el periodo 1985-2002 (Quagliariello, 2004). Considera dos variables dependientes, provisiones y morosidad, ambas medidas sobre el total de cartera. Las variables independientes usadas son el PIB, la tasa de interés de largo plazo, índices de mercado bursátil italiano, flujo de créditos suspendidos (*Non Performing Loan NPL's*) y rentabilidad bancaria (ROA). Para la estimación utilizan un modelo econométrico con la metodología GARCH.

Por su parte, para Hong Kong se realizó un modelo que correlaciona la tasa de default de los préstamos con el PIB de Hong Kong, tasas de interés, precios de inmuebles y PIB de China (Wong, Choi, & Fong, 2006). Para Austria otra investigación incorporó como regresor el contagio entre entidades (Hilbers, Jones, & Slack, 2004). Para Chile se desarrolló un modelo que mide también el gasto en provisiones respecto al total de la cartera, pero siendo las variables independientes el desempleo, la tasa de interés y el tipo de cambio real (Budnevich Le Fort & Huerta Vial, 2006).

Debe resaltarse que en general los modelos de riesgo de crédito no miden el efecto de retroalimentación, es decir, el impacto de las variables bancarias en el ciclo económico; la cuarta etapa del proceso de pruebas de estrés según la numeración mencionada en la Introducción. En el caso de la Argentina, para el período 2003-2014, se considera que su omisión no resulta de gravedad, por el bajo nivel existente de intermediación financiera, observable analizando los ratios depósitos/PIB y crédito/PIB.

2.3 Generación de escenarios

Con la generación de escenarios se busca simular el comportamiento de las pérdidas bancarias frente a escenarios adversos pero posibles. Ellos pueden ser deterministas o estocásticos.

Un trabajo desarrollado dentro del Banco Central generó ambos tipos de escenarios (Gutiérrez Giraut, 2008). El determinista replica los eventos de riesgo acontecidos durante la crisis del tequila y la crisis de 2001. Con el modelo VAR macroeconómico se proyecta la evolución del PIB y la tasa de interés, y luego utilizando el modelo microeconómico se estiman las pérdidas de capital de los bancos. Para realizar las estimaciones del modelo microeconómico se utilizaron distintas metodologías de datos de panel. Con ellos se calculan las pérdidas de capital que sucederían sin ocurrieran pérdidas que tuvieran la intensidad de los eventos históricos. Las necesidades de capital para afrontar pérdidas se calculan como la diferencia en el ratio de provisiones / créditos del escenario estresado respecto al mismo ratio del escenario base.

El citado trabajo realiza dos ejercicios de análisis estocástico. Primero emplea un enfoque no paramétrico para estimar la distribución del ratio provisiones/créditos, a partir de suponer una distribución conjunta de los factores de riesgo a la que se llega con un *bootstrapping* con simulación de Monte Carlo. La distribución alcanzada de las proyecciones del PIB y la tasa de interés se utiliza para estimar la distribución del ratio provisiones/créditos sobre la que después se calcula el valor a riesgo. El segundo enfoque estocástico supone la ocurrencia de los factores de riesgo con una distribución normal multivariada. Las pérdidas inesperadas con un 99,9% de confianza se calculan como el percentil 99,9 de la distribución simulada neta de las provisiones.

La alternativa a generar un VAR es diseñar escenarios otorgando valores a las diferentes variables confiando en el juicio de experto. En el marco del FMI se crearon escenarios adversos para el PIB usando como unidad de medida la cantidad de desvíos estándar que presenta respecto a la serie histórica (FMI, 2013). Considerando la serie 2001-2012, una variación de un desvío estándar del crecimiento del PIB real equivale a 6,6 puntos porcentuales. Elaboran un escenario adverso construido a partir de las proyecciones base elaboradas por el BCRA, que presenta una caída de 1,7 desvíos estándar para la suma de los dos años para los que se realiza el ejercicio, 2013 y 2014. Luego arman dos escenarios más, uno en forma de “V” y otro en forma de “U”, ambos con caídas del PIB acumuladas para el bienio de 2 desvíos estándar. Adicionalmente, completan el escenario asignando valores para el crecimiento del deflactor del PIB, la tasa de desempleo, el tipo de cambio nominal, y la tasa de interés nominal anual.

También apelando al juicio de experto, se diseñaron para la Argentina escenarios siendo diciembre de 2008 el punto de partida y con un horizonte de tres años (Loser, Mermelstein, & Kiguel, 2010). El primer escenario contiene una devaluación del 40% interanual para el primer año y del 12,5% para el segundo, un corrimiento paralelo de la curva de tasa de interés de 500 puntos básicos para el primer trimestre y una contracción del PIB del 5% en los dos primeros años y de 0% en el tercer año. El segundo escenario es similar al primero pero se le adiciona una caída del 25% en los depósitos para el primer año y un crecimiento nulo (0%) en el segundo. El tercer escenario es similar al segundo pero con corrimiento de la curva de tasas de 1000 puntos básicos.

3 MODELO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS (VAR)

3.1 Definición del modelo VAR

Un modelo de vectores autorregresivos (VAR) es un sistema de ecuaciones aparentemente no relacionadas cuya estimación puede realizarse por mínimos cuadrados clásicos (MCC). Mientras los sistemas univariados contienen una única variable respuesta, que en el caso de ser autorregresiva tiene un comportamiento que se explica a partir de su historia agregada, los procedimientos multivariados son un sistema de k ecuaciones que contienen k variables respuesta. Cada ecuación comprende el mismo conjunto de información, es decir, el conjunto de k variables endógenas y el conjunto de las variables exógenas. Siguiendo la metodología propuesta por Enders (Enders, 2015), un sistema VAR de dos ecuaciones endógenas tiene la forma:

$$y_t = b_{10} - b_{12}z_t + \gamma_{11}y_{t-1} + \gamma_{12}z_{t-1} + \epsilon_{yt} \quad (3.1)$$

$$z_t = b_{20} - b_{21}y_t + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}z_{t-1} + \epsilon_{zt} \quad (3.2)$$

Donde y_t y z_t son las variables endógenas. Las mismas deben ser estacionarias, es decir, deben tener media y varianza constante y función de autocorrelación finita. Las perturbaciones ϵ_y y ϵ_z deben ser ruido blanco, procesos con media cero, desvío estándar constante (σ_y y σ_z) y sin autocorrelación.

Los parámetros reflejan la vinculación entre las variables endógenas, siendo, por ejemplo, $-b_{12}$ el efecto contemporáneo de un cambio en una unidad en z_t sobre y_t , o γ_{12} el efecto de un cambio en una unidad en z_{t-1} sobre y_t . Asimismo, la condición $-b_{21} \neq 0$ implica e_{yt} tiene efecto indirecto sobre z_t y de igual forma $-b_{12} \neq 0$ implica que e_{zt} tiene efecto indirecto sobre y_t .

Debido a la existencia de simultaneidad entre y_t y z_t y dado que existe correlación entre y_t y ϵ_{zt} (y entre z_t y ϵ_{yt}), incumpliendo el supuesto de exogeneidad de los regresores, no es posible estimar por mínimos cuadrados clásicos cada ecuación por separado, sino que deben estimarse los parámetros del sistema en forma conjunta. Para ello es necesario expresar el sistema en su forma reducida. Partiendo del sistema estructural o primitivo escrito en forma matricial:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$x_t B = \pi_0 + \pi_1 x_{t-1} + e_t \quad (3.4)$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad x_t = \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} \quad \pi_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} \quad \pi_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \quad e_t = \begin{bmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix}$$

Multiplicando por B^{-1} , se llega a la forma reducida:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t \quad (3.5)$$

$$A_0 = B^{-1}\pi_0 \quad A_1 = B^{-1}\pi_1 \quad e_t = B^{-1}\epsilon_t$$

Que escrito en forma vectorial es:

$$y_t = a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + e_{1t} \quad (3.6)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + e_{2t} \quad (3.7)$$

Las perturbaciones del sistema reducido están impactadas por los errores de las dos ecuaciones del sistema primitivo.

$$e_{1t} = \frac{\epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt}}{1 - b_{12}b_{21}} \quad (3.8)$$

$$e_{2t} = \frac{\epsilon_{zt} - b_{21}\epsilon_{yt}}{1 - b_{12}b_{21}} \quad (3.9)$$

Ambos son procesos estacionarios, por cumplir las propiedades de la definición de ruido blanco.

a) Tienen media cero:

$$Ee_{1t} = E \left[\frac{(\epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt})}{(1 - b_{12}b_{21})} \right] = 0 \quad (3.10)$$

b) Tienen varianza constante:

$$Ee_{1t}^2 = E \left[\frac{(\epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt})^2}{(1 - b_{12}b_{21})^2} \right] = \frac{(\sigma_y^2 + b_{12}^2\sigma_z^2)}{(1 - b_{12}b_{21})^2} \quad (3.11)$$

c) La autocovarianza es independiente del tiempo, igual a cero:

$$Ee_{1t}e_{1t-1} = E \left[\frac{(\epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt})(\epsilon_{y,t-1} - b_{12}\epsilon_{z,t-1})}{(1 - b_{12}b_{21})^2} \right] = 0 \text{ para } i \neq 0 \quad (3.12)$$

Contrariamente, la covarianza entre e_{1t} y e_{2t} no necesariamente va a ser igual a cero:

$$Ee_{1t}e_{2t} = \left[\frac{(\epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt})(\epsilon_{zt} - b_{21}\epsilon_{yt})}{(1 - b_{12}b_{21})^2} \right] = -\frac{(b_{21}\sigma_y^2 - b_{12}\sigma_z^2)}{(1 - b_{12}b_{21})^2} \quad (3.13)$$

Por consiguiente se define la matriz de varianzas y covarianzas como:

$$Var Cov = \begin{bmatrix} var(e_{1t}) & cov(e_{1t}, e_{2t}) \\ cov(e_{1t}, e_{2t}) & var(e_{2t}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

La especificación del VAR implica la elección de la cantidad de parámetros que acompañarán a la estructura autorregresiva. Ello lleva a tener que seleccionar el número de rezagos a incluir en cada ecuación. Los estimadores de MCC serán eficientes si cada ecuación tiene igual cantidad de rezagos, es decir, si el modelo es simétrico. Si el modelo se estima con menor cantidad de parámetros a los adecuados, habrá problemas de subparametrización, mientras que si se agregan

parámetros de más se pierden grados de libertad y se corre el riesgo de que la dinámica del modelo termine siendo explicada solo por la componente autorregresiva, quedando excluidas las variables exógenas.

Se suelen realizar varias pruebas para determinar la cantidad de rezagos a incluir. Dos criterios usuales son el de información de Akaike (AIC) y el Bayesiano (SBC), debiendo seleccionar el analista el número de rezagos que minimiza cada criterio de información (Lutkepohl, 2005):

$$AIC = -2 \left(\frac{LL}{T} \right) + \frac{2t_p}{T} \quad (3.15)$$

$$SBC = -2 \left(\frac{LL}{T} \right) + \frac{\ln(T)}{T} t_p \quad (3.16)$$

Donde T es el número de observaciones, t_p es el total de parámetros del modelo y LL el log likelihood, El criterio de Akaike tiende a arrojar especificaciones con mayor cantidad de parámetros y el Bayesiano con menor cantidad (Feldem & Trajtenberg, 2012).

Otro criterio utilizado es el de Hannan-Quinn (HQIC), similar a los anteriores, debido a que también se construye a partir del logaritmo de la función de verosimilitud, diferenciándose en que usa un esquema de ponderación diferenciado en la longitud de las series y el agregado de parámetros adicionales:

$$HQIC = -2 \left(\frac{LL}{T} \right) + \frac{2 \ln(\ln(T))}{T} t_p \quad (3.17)$$

Asimismo, el criterio de información del error de predicción final (FPE) se define como una medida del error cuadrático de la predicción un período adelante. Se selecciona la especificación que minimiza el error final de predicción:

$$FPE = \sum_u \left(\frac{T + \bar{m}}{T - \bar{m}} \right)^k \quad (3.18)$$

Siendo K la cantidad de ecuaciones y \bar{m} el número promedio de parámetros en las K ecuaciones.

3.2 Estimación del modelo VAR

Para probar la significatividad conjunta de los regresores se realizan pruebas de restricciones de exclusión. Para ello puede realizarse un test F o el de multiplicadores de Lagrange (LM), que no exige la existencia de normalidad. La hipótesis nula a testear es que los parámetros poblacionales son iguales a cero, siendo la alternativa que al menos uno de los parámetros es distinto de cero.

Para la aplicación del LM se requiere definir un modelo restringido, aquel para el que los parámetros tienen valor nulo. En cada ecuación se regresa el valor de la variable endógena sobre el conjunto de variables restringidas independientes, obteniéndose los residuos. En segundo lugar, se regresan los residuos sobre la totalidad de las variables independientes de donde se obtiene el R_u^2 que se utiliza para el cálculo del estadístico LM , donde n es el tamaño de la muestra

$$ML = nR_u^2 \quad (3.19)$$

Luego, se compara el valor de LM con un valor crítico de la distribución χ^2 , rechazándose la hipótesis nula si el LM es mayor al valor crítico. Una de las ventajas del test respecto al F es que no se pierden grados de libertad.

Otro de los test a realizar es el análisis residual, que implica probar el supuesto de ausencia de correlación serial en el error, es decir, que no hay correlación entre e_t y e_{t+s} . Para su aplicación se utiliza el estadístico LM , al igual que al testear restricciones de exclusión.

También como parte de la estimación deber probarse la estabilidad del VAR. La misma es análoga a la de un proceso autorregresivo de primer orden (Enders, 2015). De la definición de un AR(1):

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t \quad (3.20)$$

Donde iterando hasta n se llega a:

$$x_t = A_0 + A_1(A_0 + A_1 x_{t-2} + e_{t-1}) + e_t \quad (3.21)$$

$$x_t = (1 + A_1)A_0 + A_1^2 x_{t-2} + A_1 e_{t-1} + e_t \quad (3.22)$$

$$x_t = (1 + A_1 + \dots + A_1^n)A_0 + \sum_{i=0}^n A_1^i e_{t-1} + A_1^{n+1} x_{t-n-1} \quad (3.23)$$

$$x_t = \mu + \sum_{i=0}^n A_1^i e_{t-1} \quad (3.24)$$

Siendo la condición de estabilidad que A_1 sea menor a 1 en términos absolutos, es decir, que A_1^n tiende a 0 cuando n tiende a infinito. La misma expresión puede alcanzarse análogamente para un VAR, donde $\mu = [\bar{y} \ \bar{z}]$ es el vector que contiene los valores medios de las variables endógenas. Partiendo de las ecuaciones del modelo reducido (3,6) y (3,7), expresadas con el operador L

$$y_t = a_{10} + a_{11}Ly_t + a_{12}Lz_t + e_{1t} \quad (3.25)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}Ly_t + a_{22}Lz_t + e_{2t} \quad (3.26)$$

Resolviendo para z_t se llega a:

$$(1 - a_{22}L)z_t = a_{20} + a_{21}Ly_t + e_{2t} \quad (3.27)$$

$$Lz_t = \frac{L(a_{20} + a_{21}Ly_t + e_{2t})}{(1 - a_{22}L)} \quad (3.28)$$

Reemplazando en y_t :

$$(1 - a_{11}L)y_t = a_{10} + a_{11}Lz_t + e_{1t} \quad (3.29)$$

$$(1 - a_{11}L)y_t = a_{10} + \frac{L(a_{20} + a_{21}Ly_t + e_{2t})}{(1 - a_{22}L) + e_{1t}} + e_{1t} \quad (3.30)$$

Las soluciones de las ecuaciones estocásticas diferenciales de segundo orden son:

$$\bar{y} = \frac{a_{10}(1 - a_{22}) + a_{12}a_{20} + (1 - a_{22}L)e_{1t} + a_{12}e_{2t-1}}{(1 - a_{11}L)(1 - a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2} \quad (3.31)$$

$$\bar{z} = \frac{a_{20}(1 - a_{11}) + a_{21}a_{10} + (1 - a_{11}L)e_{2t} + a_{21}e_{1t-1}}{(1 - a_{11}L)(1 - a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2} \quad (3.32)$$

Como ambas tienen el mismo denominador, la condición de convergencia será similar, debe ocurrir que las raíces del denominador estén fuera del círculo unitario. La prueba de estabilidad surge del comportamiento dinámico del modelo, debiendo cumplirse que los e sean inferiores a la unidad. De no ser estacionarias las series, el sistema no sería estable, no habría reversión a la media.

Una de las tareas que habitualmente se busca es hallar a partir del modelo reducido el VAR estructural, dado que no puede estimarse directamente debido a que y_t está correlacionado con ϵ_{zt} , y z_t con ϵ_{yt} . El Premio Nobel Christopher Sims desarrolló una metodología para la identificación de la cantidad de *lags* a incluir en el modelo y la estimación de los parámetros (Sims, 1980). Sin embargo, se reconoce que la esencia de los modelos VAR no radica en la estimación de los parámetros, sino en encontrar relaciones entre las variables (Stock & Watson, 2001).

Considerando el modelo de dos ecuaciones, es posible estimar sus 6 parámetros ($a_{10}, a_{20}, a_{11}, a_{21}, a_{12}, a_{22}$) y las varianzas y covarianzas de los errores $var(e_1)$, $var(e_2)$ y $cov(e_1; e_2)$. Sin embargo, no es posible estimar los 10 parámetros del VAR estructural, es decir, los dos interceptos (b_{10}, b_{20}), los cuatro coeficientes autorregresivos ($\gamma_{11}, \gamma_{12}, \gamma_{21}, \gamma_{22}$), los dos coeficientes que vinculan las variables endógenas (b_{12}, b_{21}) y los dos desvíos estándar (σ_y, σ_z). En consecuencia, debe imponerse alguna restricción sobre el modelo primitivo. Sims propuso como restricción $b_{21} = 0$, incorporando una asimetría al modelo. Los errores del sistema reducido, ecuaciones (3.8) y (3.9), pasan a ser:

$$e_{1t} = \epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt} \quad (3.33)$$

$$e_{2t} = \epsilon_{zt} \quad (3.34)$$

La mencionada restricción da lugar a la llamada descomposición de Cholesky, Ello implica que y_t no tiene impacto en z_t . A su vez, un shock a través de ϵ_{yt} y ϵ_{zt} afecta y_t , pero solo uno en ϵ_{zt} afecta z_t . Las varianzas y covarianzas de los errores, ecuaciones (3.11) y (3.13), pasan a conformar un sistema de tres ecuaciones, de donde se pueden despejar las tres incógnitas (σ_y^2 , σ_z^2 y b_{12}^2):

$$Ee_{1t}^2 = \sigma_y^2 + b_{12}^2 \sigma_z^2 \quad (3.35)$$

$$Ee_{2t}^2 = \sigma_z^2 \quad (3.36)$$

$$Ee_{1t}e_{2t} = -b_{12}^2 \sigma_z^2 \quad (3.37)$$

En consecuencia, una vez estimada la matriz de varianzas y covarianzas, cuyos componentes son $var(e_1)$, $var(e_2)$ y $cov(e_1; e_2)$, pueden calcularse los valores de σ_y^2 , σ_z^2 y b_{12}^2 . Expresándolo matricialmente se ve como despejar las variables. Dado el sistema VAR estructural, ecuación (3.3), multiplicando por B^{-1} :

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} - b_{12}b_{20} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21} & \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{yt} - b_{12}\epsilon_{zt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

Igualando cada ecuación a la (3.6) y (3.7) del modelo reducido se obtienen 6 ecuaciones:

$$a_{10} = b_{10} - b_{12}b_{20} \quad (3.40)$$

$$a_{20} = b_{20} \quad (3.41)$$

$$a_{12} = \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22} \quad (3.42)$$

$$a_{11} = \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21} \quad (3.43)$$

$$a_{21} = \gamma_{21} \quad (3.44)$$

$$a_{22} = \gamma_{22} \quad (3.45)$$

Que sumadas a las otras tres ($var(e_1)$, $var(e_2)$ y $cov(e_1; e_2)$), generan un sistema de 9 ecuaciones con 9 incógnitas que se encuentra identificado. En términos generales, en un VAR de n variables, donde B es una matriz de $n \times n$, hay n regresiones para los residuos y n regresiones para shock estructurales, para que el modelo este identificado se requiere que $(n^2 - n)/2$ sean iguales a cero, que es lo que logra la descomposición de Cholesky, que torna triangular a la matriz B .

3.3 Productos del modelo VAR

3.3.1 Función de impulso respuesta

Escribiendo la condición de estabilidad en forma matricial (Enders, 2015):

$$x_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} A_1^i e_{t-1} = \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{z} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} e_{1t-i} \\ e_{2t-i} \end{bmatrix} \quad (3.46)$$

Siendo los errores, expresados a partir de los errores del modelo estructural:

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.47)$$

Reexpresando la ecuación de estabilidad con los errores del modelo estructural:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{z} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{yt-1} \\ \epsilon_{zt-1} \end{bmatrix} \quad (3.48)$$

Y definiendo la función φ_i , como

$$\varphi_i = \frac{A_1^i}{1-b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.49)$$

Se llega a:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{z} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \varphi_{11}(i) & \varphi_{12}(i) \\ \varphi_{21}(i) & \varphi_{22}(i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{yt-1} \\ \epsilon_{zt-1} \end{bmatrix} = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \varphi_i \epsilon_{t-i} \quad (3.50)$$

Donde los φ_i son los multiplicadores de impacto (y todos juntos conforman las funciones impulso respuesta), que reflejan el efecto de ϵ_{yt} y ϵ_{zt} sobre la trayectoria temporal de y_t y z_t . Por ejemplo, $\varphi_{12}(0)$ es el impacto de una unidad de ϵ_{zt} sobre y_t . De igual forma $\varphi_{11}(1)$ es el impacto de una unidad de ϵ_{yt-1} sobre y_t . Después de n períodos el efecto de ϵ_{zt} sobre y_{t+n} es $\varphi_{11}(n)$, que se puede obtener como la suma del efecto en cada uno de los períodos.

Al no poder identificarse la totalidad de los parámetros del VAR estructural, a partir del VAR reducido, como se comentó en la sección 4.1, debe aplicarse la descomposición de Cholesky de donde luego se derivarán las funciones de impulso respuesta ortogonalizadas. De esta forma se subsana la limitación existente en la interpretación de las funciones de impulso respuesta en términos de relaciones causa-efecto debido a que la matriz de errores estructurales no es diagonal.

Mediante la transformación del VAR que implica la descomposición de Cholesky se elimina la correlación existente entre las perturbaciones asociadas a cada variable del sistema, es decir, los errores pasan a estar no correlacionados. En consecuencia, es posible inferir causalidad a partir de la relación impulso respuesta mediante un shock aislado a una variable, mantenido constante el resto de las variables. Deberá tenerse en cuenta que de la factorización de Cholesky se obtendrán diferentes funciones de impulso respuesta según el orden en el cual las variables hayan sido especificadas en el VAR.

3.3.2 Descomposición de la varianza

A partir del VAR reducido, ecuación (3.5), suponiendo que conocemos los coeficientes A_0 y A_1 y queremos conocer valores de x_{t+i} condicionados a valores de x_t , tomando la esperanza condicional de x_{t+1} llegamos a:

$$E_t x_{t+1} = A_0 + A_1 x_t \quad (3.51)$$

Siendo el error de pronóstico

$$x_{t+1} - E_t x_{t+1} = e_{t+1} \quad (3.52)$$

Para el caso de 2 períodos sería:

$$x_{t+2} = A_0 + A_1 x_{t+1} + e_{t+2} \quad (3.53)$$

$$x_{t+2} = A_0 + A_1 (A_0 + A_1 x_t + e_{t+1}) + e_{t+2} \quad (3.54)$$

Siendo la esperanza condicional en x_{t+2}

$$E_t x_{t+2} = (1 + A_1)A_0 + A_1^2 x_t \quad (3.55)$$

Y el error del pronóstico respecto de la realización de $t+2$

$$e_{t+2} + A_1 e_{t+1} \quad (3.56)$$

Y el pronóstico para el momento n :

$$E_t x_{t+n} = (1 + A_1 + A_1^2 + \dots + A_1^{n-1})A_0 + A_1^n x_t \quad (3.57)$$

Y el error del pronóstico asociado

$$e_{t+n} + A_1 e_{t+n+1} + A_1^2 e_{t+n-2} + \dots + A_1^{n-1} e_{t+1} \quad (3.58)$$

Expresándolo en términos del VAR estructural

$$x_{t+n} = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \varphi_i \epsilon_{t+n-i} \quad (3.59)$$

El error de pronóstico de $t+n$ sería:

$$x_{t+n} - E_t x_{t+n} = \mu + \sum_{i=0}^{n-1} \varphi_i \epsilon_{t+n-i} \quad (3.60)$$

Para y_t el error de pronóstico para el paso n sería

$$y_{t+n} - E_t y_{t+n} = \varphi_{11}(0)\epsilon_{yt+n} + \varphi_{11}(1)\epsilon_{yt+n-1} + \dots + \varphi_{11}(n-1)\epsilon_{yt+1} \\ + \varphi_{12}(0)\epsilon_{zt+n} + \varphi_{12}(1)\epsilon_{zt+n-1} + \dots + \varphi_{12}(n-1)\epsilon_{zt+1} \quad (3.61)$$

La varianza del error del pronóstico de y_{t+n} se define como $\sigma_y(n)^2$

$$\sigma_y(n)^2 = \sigma_y^2(\varphi_{11}(0)^2 + \varphi_{11}(1)^2 + \dots + \varphi_{11}(n-1)^2) \\ + \sigma_z^2(\varphi_{12}(0)^2 + \varphi_{12}(1)^2 + \dots + \varphi_{12}(n-1)^2) \quad (3.62)$$

Dado que todos los valores de $\varphi_{jk}(i)^2$ son no negativos, la varianza del error del pronóstico tiende a crecer cuando se pronostican periodos más lejanos. A su vez, es posible descomponer el n -paso del pronóstico según si el shock ha sido en ϵ_{yt} o en ϵ_{zt}

$$\frac{\sigma_y^2((\varphi_{11}(0)^2 + \varphi_{11}(1)^2 + \dots + \varphi_{11}(n-1)^2))}{\sigma_y(n)^2} \quad (3.63)$$

$$\frac{\sigma_z^2((\varphi_{12}(0)^2 + \varphi_{12}(1)^2 + \dots + \varphi_{12}(n-1)^2))}{\sigma_y(n)^2} \quad (3.64)$$

En consecuencia, la descomposición de la varianza del error indica, por ejemplo, que si ϵ_{zt} no explica nada del error en la varianza de y_t para todos los horizontes de pronóstico, y_t es exógena. Contrariamente, si ϵ_{zt} explica todas las variaciones de y_t , entonces y_t es completamente endógena.

A su vez, al igual que para las funciones impulso respuesta, debe utilizarse la descomposición de Cholesky para asumir restricciones sobre la matriz B y así poder resolver el problema de identificación.

3.4 Causalidad de Granger

Se dice que hay causalidad en el sentido de Granger cuando los rezagos de una variable explican a la otra, es decir, la historia de la variable causal explica el valor presente de la variable respuesta, una vez controlada la relación causa efecto por la historia agregada de esta última. Si y_t no contribuye en el pronóstico de z_t , entonces y_t no causa z_t en el sentido de Granger. Si todas las variables del VAR son estacionarias, la forma de testear la causalidad de Granger es mediante un test F con la hipótesis es nula (Enders, 2015):

$$a_{21}(1) = a_{21}(2) = a_{21}(3) = \dots = a_{21}(p) = 0 \quad (3.65)$$

El test no es el mismo que el de exogeneidad, que mide si z_t es impactada por el valor contemporáneo de y_t . El resultado del contraste de hipótesis estará afectado por el conjunto de variables endógenas del sistema y por la cantidad de rezagos incluidos en el VAR.

4 CONCLUSIONES

El presente trabajo de investigación se centra en el desarrollo de pruebas de estrés. Se presentaron las primeras tres de las cuatro etapas que conforman un ejercicio de estrés (Henry & Kok, 2013); el modelo macroeconómico, el modelo satélite y la generación de los escenarios estresados. Para cada una de las etapas se analizaron las diferentes opciones para su desarrollo presentes en la literatura.

Se hace foco en la elaboración del modelo macroeconómico, confrontándose con los modelos estructurales y con los VAR. Se concluye la preferencia por los VAR dada su estructura más versátil. Permiten elegir, como se mostró en la revisión de los modelos realizados para la Argentina y otros países, el conjunto de variables endógenas y exógenas más pertinentes en función del objetivo buscado. Asimismo, son estructuras que no requieren un herramental computacional sofisticado, ni excesivos conocimientos de programación, tornándolos más accesibles para los profesionales que se desempeñan en las entidades financieras. Contrariamente, desarrollar un modelo estructural es más complejo, dado que buscan explicar el comportamiento de múltiples sectores de la economía, siendo modelos más recomendados para la autoridad monetaria, quien debe medir la evolución conjunta de las variables y el impacto en toda la economía de la aplicación de políticas públicas.

Definidos los VAR como la metodología más adecuada para los ejercicios de pruebas de estrés, se realizó su estimación y se comentaron sus principales características. Asimismo, se hizo hincapié en la interpretación de las ecuaciones alcanzadas. También se realizó la deducción e interpretación de sus principales productos: las funciones de impulso respuesta y la descomposición de la varianza del error de predicción.

5 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Banco Santander. (2011). *Informe de gestión del riesgo*. Madrid: Banco Santander.
- Bank of Japan. (2012). *Introduction to the financial macro econometric model*. Tokio: Bank of Japan.
- BCRA. (2002). *Comunicación A-3500*. Banco Central de la República Argentina.
- BCRA. (2013). *Comunicación A-5398*. Banco Central de la República Argentina.
- Bein, M. (2011). *Informe mensual de coyuntura económica N°63*. Buenos Aires: Estudio Bein y Asociados.
- Budnevich Le Fort, C., & Huerta Vial, S. (2006). *Ejercicios de tensión del capital en la banca chilena*. Santiago de Chile: Supertintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile.
- Cicowiez, M., & Di Grecia, L. (2004). *Equilibrio general computado: descripción de la metodología*. La Plata: Departamento de Economía. Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de La Plata.
- Cihák, M. (2007). *Introduction to applied stress testing*. Washington: International Monetary Fund.
- Enders, W. (2015). *Applied econometric time series* (4ta ed.). Nueva York: Wiley.

- Escude, G. J. (2008). *ARGEM: Un modelo de equilibrio general dinámico y estocástico para la Argentina*. Buenos Aires: Estudios BCRA N°5.
- Feldem, G., & Trajtenberg, L. A. (2012). *Composición del gasto público primario, Efecto multiplicador y nivel de actividad económica en Argentina (1999-2011)*. Buenos Aires: Ministerio de Economía y Finanzas Públicas.
- FMI. (2013). *Nota técnica. Estabilidad del sector financiero*. Washington: International Monetary Fund.
- Foglia, A. (2009). *Stress testing credit risk. A survey of authorities approaches*. Roma: Banca d'Italia.
- Frenkel, J. (2006). *El impacto inflacionario de la depreciación cambiaria de 2002 en Argentina*. Buenos Aires: Nuevos documentos CEDES.
- Gujarati, D. N. (1995). *Basic econometrics*. Nueva York: Mc. Graw Hill.
- Gutiérrez Giraut, M. A. (2008). *Modeling Extreme but Plausible Losses for Credit Risk*. Buenos Aires: Banco Central de la República Argentina.
- Henry, J., & Kok, C. (2013). *A Macro Stress-Testing framework for assessing systemics risks in the banking sector*. Frankfurt: Occasional Paper Series N°152. Banco Central Europeo.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2006). *Metodología de la Investigación* (4ta ed.). México DF: Mc Graw Hill.
- Hilbers, P., Jones, M. T., & Slack, G. (2004). *Stress testing financial systems: What to do when the governor calls*. Washington: International Monetary Fund.
- Hoggarth, G., Sorensen, S., & Zicchino, L. (2005). *Stress Tests of UK banks using a VAR approach*. Londres: Bank of England.
- KPMG. (2014). *La morosidad se mantiene baja pero persisten algunas señales de alerta*. Buenos Aires: Foro de Servicios Financieros KPMG.
- Loser, C. M., Mermelstein, D., & Kiguel, M. A. (2010). *A macroprudential framework for the early detection of banking problems in emerging economies*. Manila: ADB Working paper series on regional economic integration N°44.
- Lutkepohl, H. (2005). *New introduction to multiple time series analysis*. Nueva York: Springer.
- McCandless, G., Gabrielli, M. F., & Murphy, T. E. (2001). *Modelos econométricos de predicción macroeconómica*. Buenos Aires: Banco Central de la República Argentina.
- Misina, M., Tessier, D., & Shubbasis, D. (2006). *Stress testing the corporate loans portfolio of the canadian banking sector*. Ottawa: Financial Systema Review. Bank of Canada.
- Oesterreichischer Nationalbank. (2006). *Risk assesment and stress testing for the austrian banking system* |. Viena: Oesterreichischer Nationalbank.
- Quagliariello, M. (2004). *Banks performance over the business cycle: evidence from Italy*. England forum of stress tests.
- Sims, C. (1980). Macroeconomics and Reality. *Econometrika*, 48(1), 1-48.
- Sorge, M. (2004). Stress-testing financial systems: an overview of current methodologies. *BIS Working Papers N. 165*.

- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2001). Vector Autoregression. *Journal of Economics Perspective*, 15(4), 101-115.
- Vazquez, F., Tabak, B., & Souto, M. (2012). A Macro Stress Test Model of Credit Risk for the Brazilian Banking Sector. *Journal of Financial Stability*, 8(2), 69-83.
- Willem van den End, J., Hoeberisbts, M., & Tabbæ, M. (2006). *Modelling Scenario Analysis and Macro-Stress Testing*. Amsterdam: Nederlandsche Bank NV.
- Wong, J., Choi, K.-f., & Fong, T. (2006). A framework for macro stress testing the credit risk of banks in Hong Kong. *Hong Kong Monetary Authority Quarterly Bulletin*, 25-38.